

# 双臂空间机器人姿态、关节协调运动基于 RBF 神经网络的自适应控制算法\*

郭益深, 陈力

(福州大学 机械工程及自动化学院, 福州 350002)

(陈立群推荐)

**摘要:** 讨论了载体位置无控、姿态受控情况下, 双臂空间机器人姿态、关节协调运动的控制问题. 由 Lagrange 第二类方法及系统动量守恒关系, 建立了漂浮基双臂空间机器人的系统动力学方程. 以此为基础, 借助于 RBF 神经网络技术、GL 矩阵及其乘积算子定义, 对双臂空间机器人系统进行了神经网络系统建模; 之后针对双臂空间机器人所有惯性参数均未知的情况, 设计了双臂空间机器人载体姿态与机械臂各关节协调运动基于 RBF 神经网络的自适应控制算法. 提出的控制算法不要求系统动力学方程具有惯常的关于惯性参数的线性性质, 且无需预知系统惯性参数的任何信息, 也无需对神经网络进行离线训练、学习, 因此更适于实时应用. 一个平面漂浮基双臂空间机器人系统的数值仿真, 证实了该控制算法的有效性.

**关键词:** 漂浮基双臂空间机器人; RBF 神经网络; GL 矩阵及其乘积算子; 协调运动; 自适应控制算法

中图分类号: TP241 文献标识码: A

## 引 言

空间技术的发展及空间任务的不断增多, 使得利用空间机器人替代宇航员去完成各类空间操作任务, 成为太空活动的必然选择; 并因此, 其相关运动学、动力学与控制问题的研究引起了国内外研究人员的强烈关注<sup>[1-9]</sup>. 由于空间机器人系统所处环境的特殊性, 使其与地面机器人系统具有显著的不同! 为了获得空间机器人系统有效、可靠的控制方法, 将地面机器人中成熟的控制方法推广、应用于空间机器人系统, 是人们目前广泛使用的方式. PID 控制、计算力矩法即是其中可用的重要控制方法, 但是为了获得满意的控制效果, 它们均要求比较精确地预知空间机器人系统动力学参数及模型的相关信息. 对于空间机器人系统来说, 工作环境及结构的复杂性, 使得上述要求很难得到满足. 为此, 自适应或鲁棒等控制方案是一种很好的选择. 文献[10-16]分别讨论了漂浮基空间机械臂系统的自适应控制、鲁棒控制、鲁棒混合自适应等控制方案. 然而这些控制方案有一个共同点: 即均要求系统动力学方程满足关于惯性参数的线性函数关系. 在漂浮基空间机器人系统中, 这一要求是非常强的! 并需要为此在控

\* 收稿日期: 2007-08-15; 修订日期: 2008-08-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10372022; 10672040); 福建省自然科学基金资助项目(E0410008)

作者简介: 郭益深(1978-), 男, 福建人, 博士生(联系人, E-mail: gysguoyishen@sina.com).

制系统设计中付出相应的代价. 近年来, 神经网络技术的迅速发展, 使得设计无需依赖任何精确系统数学模型的控制方法成为可能; 将神经网络技术应用于机器人的控制系统设计, 也引起了研究人员的重视<sup>[17-20]</sup>. 神经网络控制技术一般分为两个步骤: 首先, 利用神经网络来学习逼近系统数学模型, 这一学习、逼近过程一般都是离线进行的; 然后, 当神经网络建立起足够精确的系统数学模型之后, 就利用此模型来构建合适的控制策略, 以达到相应的控制目的. 但是采用这种方法设计的控制策略通常不便于控制具有时变的系统, 因此需结合自适应控制来获得满意的控制效果. 为此我们考虑, 在空间机器人系统中采取相同的思路, 将可以达到: 既克服自适应控制方案中要求系统动力学方程关于惯性参数呈线性函数关系的难点, 又满足空间机器人这一时变系统控制的实时、在线要求.

考虑到双臂空间机器人较单臂空间机器人具有承载能力大、刚性好、抓取载荷稳定、定位精度高等诸多优点, 同时, 为了克服空间机器人自适应控制方案设计中要求系统动力学方程关于惯性参数呈线性函数关系的难点; 我们基于 RBF 神经网络技术, 对双臂空间机器人载体姿态与机械臂各关节协调运动的自适应控制算法进行了探讨. 为此, 我们利用 Lagrange 第二类方法及系统动量守恒关系, 建立了漂浮基双臂空间机器人的系统动力学方程. 以此为基础, 借助于 RBF 神经网络、GL 矩阵及其乘积算子定义, 对双臂空间机器人系统进行了神经网络建模; 之后针对双臂空间机器人所有惯性参数未知的情况, 设计了双臂空间机器人载体姿态与机械臂各关节协调运动的自适应控制算法. 提出的控制算法不要求系统动力学方程具有关于惯性参数的线性性质, 且无需预知系统惯性参数的任何信息, 也无需对神经网络进行离线训练、学习, 因此更适于实时应用. 一个平面漂浮基双臂空间机器人系统的数值仿真, 证实了该控制算法的有效性.

## 1 系统动力学方程

不失一般性, 考虑如图 1 所示, 作平面运动的漂浮基双臂空间机器人系统. 设系统由位置不受控制、姿态受控的载体  $B_0$ , 及左臂各分体  $B_1$ 、 $B_2$  和右臂各分体  $B_3$ 、 $B_4$ , 以及固定于  $B_2$ 、 $B_4$  末端抓手的载荷  $B_{p1}$ 、 $B_{p2}$  组成. 建立平动的惯性坐标系  $(O - XY)$ , 以及各分体  $B_i (i = 0, 1, \dots, 4)$  的主轴连体坐标系  $(O_i - x_i y_i)$ ; 其中  $O_0$  与  $B_0$  的质心  $O_{C0}$  重合,  $O_1$ 、 $O_2$  分别为联结  $B_0$  与  $B_1$ 、 $B_1$  与  $B_2$  的转动铰中心,  $O_3$ 、 $O_4$  则分别为联结  $B_0$  与  $B_3$ 、 $B_3$  与  $B_4$  的转动铰中心;  $x_i (i = 1, \dots, 4)$  分别为各分体  $B_i$  的对称轴. 设  $O_1$ 、 $O_3$  与  $O_0$  的距离相同, 均为  $l_0$ ;  $B_i (i = 1, \dots, 4)$  各分体沿  $x_i$  轴的长度为  $l_i$ , 质心  $O_{Ci}$  在  $x_i$  轴上与  $O_i$  的距离为  $d_i$ ;  $O_0 O_1$  轴与  $O_0 O_3$  轴的夹角为  $\beta$ ; 各分体  $B_i$  的质量和中心惯性张量分别为  $m_i$ 、 $J_i (i = 0, 1, \dots, 4)$ , 载荷  $B_{p1}$ 、 $B_{p2}$  的质量和中心惯性张量分别为  $m_{p1}$ 、 $m_{p2}$  和  $J_{p1}$ 、 $J_{p2}$ ,  $C$  为系统的总质心;  $r_C$  为系统总质心相对于惯性坐标系原点的位置矢量.

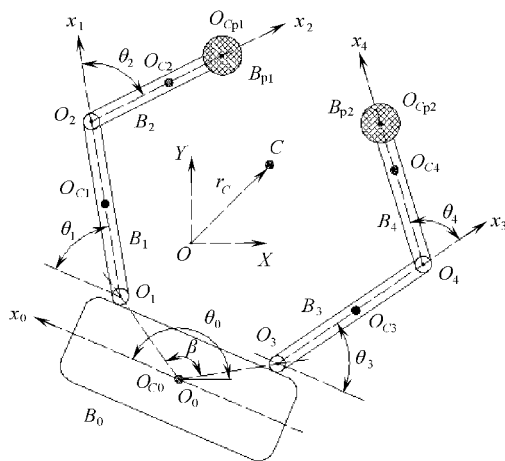


图 1 平面漂浮基双臂空间机器人系统

忽略微弱的重力梯度, 载体位置无控、姿态受控的漂浮基双臂空间机器人系统为无外力作用的无根多体系统, 系统满足动量守恒关系. 不失一般性, 设系统的初始动量为 0. 若将载体相对于惯性坐标系  $X$  轴的姿态转角  $\theta_0$ , 机械臂各

杆间的相对转角  $\theta_i (i = 1, 2, \dots, 4)$  取为系统广义坐标,  $\mathbf{q} = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^T$ ; 则由系统动量守恒关系及 Lagrange 第二类方程, 可以得到载体位置无控、姿态受控的漂浮基双臂空间机器人系统如下形式的系统动力学方程

$$D(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{f}(t) = (\boldsymbol{\tau}_0 \quad \boldsymbol{\tau}^T)^T, \quad (1)$$

式中,  $D(\mathbf{q}) \in R^{5 \times 5}$  为系统对称、正定质量矩阵,  $\mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} \in R^{5 \times 1}$  为包含科氏力、离心力的列阵;  $\boldsymbol{\tau}_0$  为载体姿态控制力矩;  $\boldsymbol{\tau} = (\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4)^T$  为机械臂关节控制力矩组成的四阶列阵;  $\mathbf{f}(t) \in R^{5 \times 1}$  为外部干扰信号, 如关节间摩擦力矩与噪声等.

系统动力学方程(1)存在如下重要特性<sup>[21]</sup>:

性质 1 质量矩阵  $D(\mathbf{q})$  为对称、正定矩阵;

性质 2 若用 Christoffel 符号来定义  $\mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$  矩阵, 则  $N = D(\mathbf{q}) - 2\mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$  为斜对称矩阵.

## 2 RBF 神经网络建模

### 2.1 RBF 神经网络模型

RBF(radial basis function—径向基函数)神经网络是由 Moody 和 Darken 在 20 世纪 80 年代末提出的一种神经网络, 它是一种具有单隐层的 3 层前馈网络. 由于 RBF 神经网络是模拟人脑中局部调整、相互覆盖接收域(或称感受域, receptive field)的神经结构的, 因此 RBF 网络是一种局部逼近网络, 人们已经证明它能以任何需要的精度逼近任意给定的连续函数.

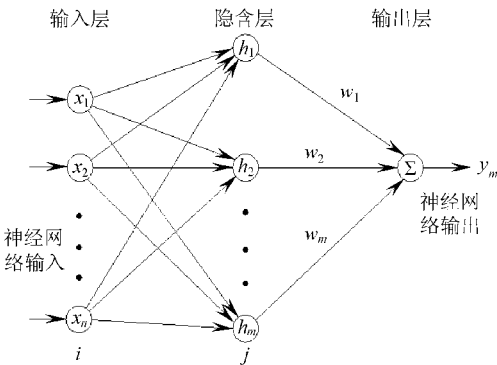


图 2 RBF 神经网络结构

RBF 网络的 3 层前向网络中, 由输入到输出的映射是非线性的; 而由隐层空间到输出空间的映射则是线性的, 因此大大加快了学习速度, 从而避免了局部极小值问题. RBF 神经网络的原理、结构, 如图 2 所示.

在 RBF 神经网络结构中,  $\mathbf{Z} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  为网络的输入向量,  $\mathbf{H} = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T$  为径向基向量, 其中的元素  $h_j$  为高斯径向基函数, 有

$$h_j = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{Z} - \mathbf{C}_j\|^2}{b_j^2}\right] \quad (j = 1, 2, \dots, m), \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{C}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$  为网络第  $j$  个结点的中心矢量,  $b_j$  为节点  $j$  基宽度参数;  $y_m$  为 RBF 网络的输出, 有

$$y_m = \mathbf{W}^T \mathbf{H}, \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$  为网络的权向量.

### 2.2 GL 矩阵及其乘积算子的定义

为了不与一般向量或矩阵的定义相混淆, 我们用  $[\cdot]$  来表示一般的向量或矩阵, 而分别用黑斜体和“ $\bullet$ ”来表示 GL 矩阵及其乘积算子. 设  $I_0$  为整数集合,  $\theta_{ij}, \xi_{ij} \in R^{n_{ij}}$ , 其中  $n_{ij} \in I_0 (k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n)$ ; 那么 GL 行向量  $\theta_k$  与其转置  $\theta_k^T$  写为如下形式:

$$\theta_k = \left\{ \theta_{k1} \quad \theta_{k2} \quad \dots \quad \theta_{kn} \right\}, \quad \theta_k^T = \left\{ \theta_{k1}^T \quad \theta_{k2}^T \quad \dots \quad \theta_{kn}^T \right\}. \quad (4)$$

相应地, GL 矩阵  $\Theta$  与其转置  $\Theta^T$  定义为

$$\Theta = \begin{Bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \cdots & \theta_{1n} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \cdots & \theta_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{n1} & \theta_{n2} & \cdots & \theta_{nn} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{Bmatrix}, \quad (5)$$

$$\Theta^T = \begin{Bmatrix} \theta_{11}^T & \theta_{12}^T & \cdots & \theta_{1n}^T \\ \theta_{21}^T & \theta_{22}^T & \cdots & \theta_{2n}^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{n1}^T & \theta_{n2}^T & \cdots & \theta_{nn}^T \end{Bmatrix}. \quad (6)$$

若给定的 GL 矩阵  $\Xi$ ,

$$\Xi = \begin{Bmatrix} \xi_{11} & \xi_{12} & \cdots & \xi_{1n} \\ \xi_{21} & \xi_{22} & \cdots & \xi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \xi_{n1} & \xi_{n2} & \cdots & \xi_{nn} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{Bmatrix}, \quad (7)$$

那么  $\Theta^T$  与  $\Xi$  乘积可写为

$$\Theta^T \cdot \Xi = \begin{Bmatrix} \theta_{11}^T \xi_{11} & \theta_{12}^T \xi_{12} & \cdots & \theta_{1n}^T \xi_{1n} \\ \theta_{21}^T \xi_{21} & \theta_{22}^T \xi_{22} & \cdots & \theta_{2n}^T \xi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{n1}^T \xi_{n1} & \theta_{n2}^T \xi_{n2} & \cdots & \theta_{nn}^T \xi_{nn} \end{Bmatrix} \in R^{n \times n}. \quad (8)$$

而 GL 矩阵与 GL 行向量的乘积可定义如下:

$$\Gamma_k \cdot \xi_k = \Gamma_k \cdot \xi_k = [y_{k1} \xi_{k1} \quad y_{k2} \xi_{k2} \quad \cdots \quad y_{kn} \xi_{kn}] \in R^{n \times n}. \quad (9)$$

其中  $\Gamma_k = \Gamma_k^T = [y_{k1} \quad y_{k2} \quad \cdots \quad y_{kn}]$ ,  $y_{lj} \in R^{m \times n_{lj}}$ ,  $m = \sum_{j=1}^n n_{lj}$ .

注意 在矩阵混合积中, GL 乘积算子要首先计算. 例如在矩阵混合积  $A \cdot BC$  中,  $[A \cdot B]$  需首先计算, 然后将结果与矩阵  $C$  相乘.

### 2.3 基于 RBF 神经网络的双臂空间机器人系统动力学建模

根据 2.1 节的介绍可知, RBF 神经网络具有良好的逼近性与收敛性, 因此本文将利用 RBF 神经网络对双臂空间机器人的系统动力学进行建模.

由式 (1) 可知,  $D(q)$  仅为系统广义坐标  $q$  的函数矩阵, 因此其元素  $D_{ij}(q)$  可用神经网络来建模, 有

$$D_{ij}(q) = \sum_{l=1}^p \beta_{jl} \xi_{jl}(q) + \zeta_j(q) = \beta_j^T \xi_j(q) + \zeta_j(q), \quad (10)$$

式中,  $p$  为神经网络建模中隐层节点的个数,  $\beta_{jl}$  为神经网络的权值,  $\xi_{jl}(q)$  为高斯径向基函数, 其输入为  $q$ ,  $\zeta_j(q)$  为神经网络建模的误差. 而  $h(q, \varphi)$  则为  $q$  和  $\varphi$  的函数矩阵, 其元素  $h_{ij}(q, \varphi)$  用神经网络来建模可表示为

$$h_{ij}(q, \varphi) = \sum_{k=1}^g y_{jk} \eta_{jk}(s) + \varepsilon_j(s) = y_j^T \eta_j(s) + \varepsilon_j(s), \quad (11)$$

式中,  $g$  为神经网络建模中隐层节点个数,  $s = [q^T \quad \varphi^T]^T$ ,  $y_{jk}$  为神经网络的权值,  $\eta_{jk}(s)$  为 Gauss 径向基函数, 其输入为  $s$ ,  $\varepsilon_j(s)$  为神经网络建模误差.

由式 (10) 与 (11) 可知, 针对式 (1) 的双臂空间机器人的系统动力学方程

$$D(q)\ddot{q} + h(q, \varphi)\dot{\varphi} + f(t) = (\tau_0 \quad \tau^T)^T, \quad (12)$$

利用 2.2 节介绍的 GL 矩阵和乘积算子定义, 其中的  $D(q)$ 、 $h(q)$  矩阵可分别写作

$$D(q) = [\Theta^T \cdot \Xi(q)] + E_D(q), \quad (13)$$

$$h(q, \varphi) = [\Omega^T \cdot \Psi(s)] + E_h(s), \quad (14)$$

式中,  $\Theta$  和  $\Xi(q)$  分别为元素  $\beta_j$  和  $\xi_j(q)$  组成的 GL 矩阵,  $E_D(q) \in R^{5 \times 5}$  为由神经网络建模误差  $\zeta_j(q)$  组成的矩阵; 类似地,  $\Omega$  和  $\Psi(s)$  分别为元素  $\gamma_j$  和  $\eta_j(s)$  组成的 GL 矩阵,  $E_h(s) \in R^{5 \times 5}$  为由神经网络建模误差  $\varepsilon_j(s)$  组成的矩阵.

### 3 双臂空间机器人姿态、关节协调运动基于 RBF 神经网络的自适应控制算法

结合上节由式(12)~(14)建立的双臂空间机器人神经网络系统模型, 我们将进行双臂空间机器人载体姿态与各关节协调运动的自适应控制算法设计.

设  $q_d(t)$  为双臂空间机器人载体姿态转角及机械臂各关节铰在关节空间的期望运动轨迹,  $\dot{q}_d(t)$  和  $\ddot{q}_d(t)$  分别为与之相应的速度和加速度向量. 则系统的控制输出误差向量  $e(t)$ , 可写作

$$e(t) = q_d(t) - q(t). \quad (15)$$

利用实测得到的控制输出误差  $e(t)$ , 计算系统的参考输出铰速度  $\dot{q}_r(t)$ :

$$\dot{q}_r(t) = \dot{q}_d(t) + \Lambda e(t), \quad (16)$$

其中,  $\Lambda \in R^{5 \times 5}$  为任意的对称、正定常值矩阵. 将系统的实际输出铰速度  $\dot{q}(t)$  与参考输出铰速度  $\dot{q}_r(t)$  之差定义为扩展输出误差向量  $r(t)$ , 有

$$r(t) = \dot{q}_r(t) - \dot{q}(t) = \dot{e}(t) + \Lambda e(t). \quad (17)$$

对式(16)求时间  $t$  的导数, 得到系统的参考输出铰加速度  $\ddot{q}_r(t)$

$$\ddot{q}_r(t) = \ddot{q}_d(t) + \Lambda \dot{e}(t). \quad (18)$$

存在如下引理:

引理<sup>[22]</sup> 假设,  $e(t) = w(t) * r(t)$ , 其中, “\*” 为卷积乘子,  $w(t) = L^{-1}(W(S))$ ,  $W(S) \in R^{n \times n}$  为唯一确定并指数稳定的传递函数. 若  $r(t) \in L_2^n$ , 那么  $e(t) \in L_2^n \cap L_\infty^n$ ,  $\dot{e}(t) \in L_2^n$ ; 且  $e(t)$  是连续的, 当  $t \rightarrow \infty$  时, 有  $e(t) \rightarrow 0$ . 此外, 若  $t \rightarrow \infty$ ,  $r(t) \rightarrow 0$ ; 则  $\dot{e}(t) \rightarrow 0$ .

由此可知, 对于任意的  $r(t) \in L_2^n$ , 只要  $r(t)$  收敛, 则  $e(t)$ ,  $\dot{e}(t)$  也是收敛的. 为此, 我们综合设计如下自适应神经网络控制算法:

$$(\tau_0 \quad \tau^T)^T = [\hat{\Theta}^T \cdot \Xi(q)]\ddot{q}_r + [\hat{\Omega}^T \cdot \Psi(s)]\dot{q}_r + K_1 r + K_s \text{sgn}(r), \quad (19)$$

式中,  $\hat{\Theta}$ 、 $\hat{\Omega}$  分别为  $\Theta$  和  $\Omega$  的估计矩阵,  $K_1 \in R^{5 \times 5}$  为任意的对称、正定常值矩阵,  $K_s \geq \|E\|$ , 其中,  $E = E_D(q)\ddot{q}_r + E_h(s)\dot{q}_r + f(t)$ .

将式(19)代入式(12), 并利用式(13)和式(14), 得到

$$D(q)\ddot{q} + h(q, \varphi)\dot{\varphi} + K_1 r + K_s \text{sgn}(r) = [\Theta^T \cdot \Xi(q)]\ddot{q}_r + [\Omega^T \cdot \Psi(s)]\dot{q}_r + E, \quad (20)$$

其中  $\Theta = \Theta - \hat{\Theta}$ ,  $\Omega = \Omega - \hat{\Omega}$ .

定理 控制规律(19)和如下参数自适应调节规律:

$$\dot{\hat{\beta}}_i = \Gamma_i \cdot \xi_i(q) \ddot{q}_r r_i, \quad (21)$$

$$\dot{\hat{\gamma}}_i = Q_i \cdot \eta_i(s) \dot{q}_r r_i, \quad (22)$$

可保证

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \phi = 0,$$

其中,  $\Gamma_i = \Gamma_i^T > 0$ ,  $Q_i = Q_i^T > 0$ ;  $\hat{\beta}_i$  和  $\hat{y}_i$  分别为由元素  $\hat{\beta}_{ij}$  和  $\hat{y}_{ij}$  组成的列向量,  $\hat{\beta}_i, \hat{y}_i \in L^\infty$ ,  $e(t) \in L_2^5 \cap L^\infty$ , 且是连续的.

证明 选择如下正定函数  $V$  作为准 Liapunov 函数

$$V = r^T D(q) r / 2 + \left[ \sum_{i=1}^5 \beta_i^T \Gamma_i^{-1} \beta_i \right] / 2 + \left[ \sum_{i=1}^5 y_i^T Q_i^{-1} y_i \right] / 2. \quad (23)$$

计算  $V$  的全导数  $\dot{V}$  并利用系统动力学方程(1)的性质 2, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & r^T [D(q)\dot{r} + D(q)r/2] + \sum_{i=1}^5 \beta_i^T \Gamma_i^{-1} \dot{\beta}_i + \sum_{i=1}^5 y_i^T Q_i^{-1} \dot{y}_i = \\ & r^T [D(q)\dot{r} + h(q, \phi)r] + \sum_{i=1}^5 \beta_i^T \Gamma_i^{-1} \dot{\beta}_i + \sum_{i=1}^5 y_i^T Q_i^{-1} \dot{y}_i. \end{aligned} \quad (24)$$

将式(20)代入式(24), 同时注意

$$\begin{aligned} r^T [\Theta^T \cdot \Xi(q)] \dot{q}_r &= \sum_{i=1}^5 \beta_i^T \cdot \xi_i(q) \dot{q}_r r_i, \\ r^T [\Omega^T \cdot \Psi(s)] \dot{\phi}_r &= \sum_{i=1}^5 y_i^T \cdot \eta_i(s) \dot{\phi}_r r_i, \end{aligned}$$

那么, 式(24)可写为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -r^T K_1 r - K_s r^T \text{sgn}(r) + \sum_{i=1}^5 \beta_i^T \cdot \xi_i(q) \dot{q}_r r_i + \\ & \sum_{i=1}^5 y_i^T \cdot \eta_i(s) \dot{\phi}_r r_i + r^T E + \sum_{i=1}^5 \beta_i^T \Gamma_i^{-1} \dot{\beta}_i + \sum_{i=1}^5 y_i^T Q_i^{-1} \dot{y}_i. \end{aligned} \quad (25)$$

将参数自适应调节规律(21)、(22)代入式(25), 并利用  $K_s \geq \|E\|$ , 最终得到

$$\dot{V} \leq -r^T K_1 r \leq 0. \quad (26)$$

由于  $K_1 > 0$ , 所以由式(26)可知,  $r(t) \in L_2^5$ . 再由引理, 可知  $e(t) \in L_2^5 \cap L^\infty$ , 并是连续的; 且当  $t \rightarrow \infty$  时,  $e(t) \rightarrow 0$ ,  $\phi(t) \in L_2^5$ .

分析: 由  $\dot{V} \leq -r^T K_1 r \leq 0$ , 可知: 对任意  $t \geq 0$ , 有  $0 \leq V(t) \leq V(0)$  和  $V(t) \in L^\infty$ ; 那么  $r$ 、 $\beta_i$  和  $y_i \in L^\infty$ . 因  $r \in L_2^5$ ,  $q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d \in L^\infty$ , 且  $\Xi(q)$ 、 $\Psi(s)$  为有界的径向基函数, 故由式(20)可知:  $\dot{r} \in L^\infty$ ; 进而得到,  $r$  是一致连续的, 当  $t \rightarrow \infty$  时,  $r \in L_2^5 \Rightarrow r \rightarrow 0$ ; 因此, 当  $t \rightarrow \infty$  时,  $e(t) \rightarrow 0$ ,  $\phi(t) \rightarrow 0$ ; 证毕.

为了降低控制过程中的抖动, 我们采用连续函数  $S_\delta$  代替  $\text{sgn}(r)$ , 即

$$S_\delta = \frac{r}{\|r\| + \delta_0 + \delta_1 \|e\|} \quad (27)$$

其中,  $\delta_0$  和  $\delta_1$  为 2 个正常数.

## 4 仿真算例

以图 1 所示, 作平面运动的漂浮基双臂空间机器人系统为例. 系统的真实模型参数分别为:  $m_0 = 500.0 \text{ kg}$ ,  $m_1 = m_3 = 8.0 \text{ kg}$ ,  $m_2 = m_4 = 6.0 \text{ kg}$ ,  $m_{p1} = m_{p2} = 6.0 \text{ kg}$ ;  $d_1 = d_3 = 1.0 \text{ m}$ ,  $d_2 = d_4 = 0.5 \text{ m}$ ;  $l_0 = 1.0 \text{ m}$ ,  $l_1 = l_3 = 2.0 \text{ m}$ ,  $l_2 = l_4 = 1.0 \text{ m}$ ;  $J_0 = 200.0 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $J_1 = J_3 = 3.0 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $J_2 = J_4 = 2.2 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ;  $J_{p1} = J_{p2} = 2.0 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ;  $\beta = 2\pi/3$  (常值). 利用上面

的控制输入规律(19)和参数自适应调节律(21)、(22),进行系统自适应神经网络控制算法仿真.

仿真过程中,对于矩阵  $D(q)$  的每个元素  $D_{ij}(q)$ ,神经网络的隐层均采用 150 个节点;相应地,对于矩阵  $h(q, \dot{q})$  的每个元素  $h_{ij}(q, \dot{q})$ ,神经网络的隐层则均采用 200 个节点.

并设双臂空间机器人系统载体姿态的期望运动规律为

$$\theta_{0d} = 2\pi/3 + \sin(\pi t/4)/3, \quad (\text{单位: rad});$$

同时,左、右机械臂各关节铰在关节空间的期望运动轨迹为

$$\theta_{1d} = \pi/3 - \sin(\pi t/3), \quad \theta_{2d} = \cos(\pi t/3), \quad \theta_{3d} = \pi/8 - \sin(\pi t/3), \quad \theta_{4d} = \cos(\pi t/3),$$

(单位: rad);

系统的外部扰动为

$$f(t) = 10.0[\sin(\pi t/3) - \cos(\pi t/3), \sin(\pi t/3), \cos(\pi t/3), \sin(\pi t/3), \cos(\pi t/3)]^T,$$

(单位:  $N \cdot m$ ).

控制器的相应参数选为

$$\Lambda = \text{diag}[22.0], \quad K_1 = \text{diag}[320.0],$$

$$K_s = 300.0, \quad \Gamma_i = \text{diag}[0.01],$$

$$Q_i = \text{diag}[0.01], \quad \delta_0 = 0.03, \quad \delta_1 = 5.0.$$

系统运动的初始值为  $\theta_0(0) = 2\pi/3, \theta_1(0) = \pi/3, \theta_2(0) = \pi/3, \theta_3(0) = \pi/8, \theta_4(0) = \pi/3$ , 单位均为(rad); 仿真过程全部耗时:  $t = 10.0$  s.

图 3 为采用上述控制输入规律(19)和参数自适应调节律(21)、(22)得到的双臂空间机器人载体姿态的实际运动轨迹(实线)与期望运动轨迹(虚线)的比较;图 4(a)、(b)为左、右机械臂各关节铰在关节空间的轨迹跟踪图. 系数仿真结果表明

本文所采用的基于 RBF 神经网络的自适应控制算法可有效地控制双臂空间机器人的载体姿态与机械臂各关节协调地完成期望运动.

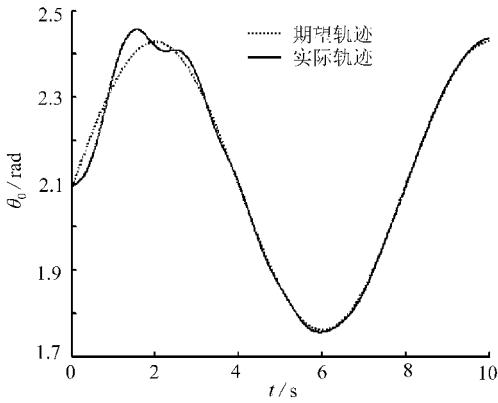
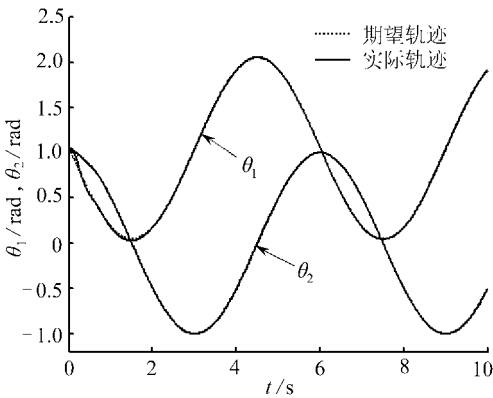
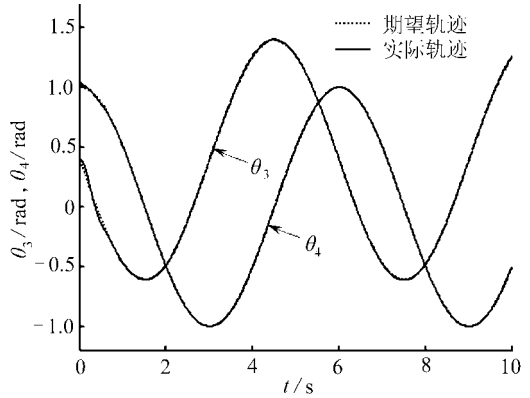


图 3 载体姿态运动轨迹跟踪图



(a) 左机械臂



(b) 右机械臂

图 4 机械臂各关节铰轨迹跟踪图

## 5 结 论

本文采用 RBF 神经网络建模技术、GL 矩阵及其乘积算子定义,对漂浮基双臂空间机器人载体姿态与机械臂各关节协调运动的控制问题,进行了自适应神经网络控制算法设计.文中设计的控制算法不仅不要求系统动力学方程具有关于惯性参数的线性化性质,且无需预知系统惯性参数的信息;此外,也无需离线对神经网络进行训练、学习;从而使得提到的控制方案更切合于在空间机器人系统的实际应用.系统数值仿真,证实了该控制算法的有效性.需要指出的是,虽然本文针对的是平面二维的情况,但经简单的矢量运算推演,上述控制方法可以很容易的推广到三维一般情况.

### [参 考 文 献]

- [1] Takahashi R, Ise H, Sato D. Hybrid simulation of a dual- arm space robot colliding with a floating object[ A]. In: 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation [ C]. Pasadena, USA: IEEE Press, 2008: 1201- 1206.
- [2] Abiko S, Hirzinger G. An adaptive control for a free- floating space robot by using inverted chain approach[ A]. In: Proceedings of the 2007 IEEE/ RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [ C]. San Diego, USA: IEEE Press, 2007: 2236- 2241.
- [3] Huang P- F, Yuan J- P, Liang B. Adaptive sliding- mode control of space robot during manipulating unknown objects[ A]. In: 2007 IEEE International Conference on Control and Automation [ C]. Guangzhou, China: IEEE Press, 2007: 2907- 2912.
- [4] Dubowsky S, Papadopoulos E. The kinematics, dynamics and control of free- flying and free- floating space robotic systems[ J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1993, 9(5): 531- 543.
- [5] 刘延柱. 航天器姿态动力学[ M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [6] 李俊峰, 王照林. 带空间机械臂的充液航天器姿态动力学研究[ J]. 宇航学报, 1999, 20(2): 81- 86.
- [7] 郭益深, 陈力. 滑移铰空间机器人基于分级 Lyapunov 方法的避障碍非完整运动规划[ J]. 空间科学学报, 2005, 25(2): 154- 160.
- [8] GUO Yi- shen, CHEN Li. Robust control of dual- arm space robot system with two objects in joint space[ A]. In: 2006 IEEE/ RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [ C]. Beijing, China: IEEE Press, 2006: 5091- 5095.
- [9] 陈力. 空间机械臂载体与末端抓手协调运动的鲁棒与自适应混合控制方案[ J]. 固体力学, 2003, 24(3): 327- 333.
- [10] Walker M W, Wee L- B. Adaptive control of space- based robot manipulators [ J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1992, 7(6): 828- 835.
- [11] Xu Y S, Shum H Y, Kanade T, et al. Parameterization and adaptive control of space robot systems [ J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(2): 435- 451.
- [12] Gu Y L, Xu Y S. A normal form augmentation approach to adaptive control of space robot systems [ J]. Journal of the Dynamics and Control, 1995, 5(3): 275- 294.
- [13] 马保离, 霍伟. 空间机器人系统的自适应控制[ J]. 控制理论与应用, 1996, 13(2): 191- 197.
- [14] CHEN Li, LIU Yan- zhu. The robust control scheme for free- floating space manipulator to track the desired trajectory in joint space[ J]. Acta Mechanica Solida Sinica, 2001, 14(2): 183- 188.
- [15] 陈力, 刘延柱. 空间机器人姿态与末端抓手协调运动的鲁棒自适应联合控制[ J]. 工程力学, 2002, 19(2): 165- 170.
- [16] 陈力. 带滑移铰空间机械臂惯性空间轨迹的复合自适应跟踪控制[ J]. 空间科学学报, 2003, 23(1):



- 60– 67.
- [17] Newton R T, Xu Y S. Neural network control of a space manipulator[ J]. IEEE Control Systems Magazine , 1993, **13**(6): 14– 22.
- [18] Ge S S. Robust adaptive NN feedback linearization control of nonlinear systems[ J]. Internat J Syst Sci , 1996, **27**(12): 1327– 1338.
- [19] Ge S S, Hang C C, Woon L C. Adaptive neural network of robot manipulators in task space[ J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation , 1997, **44**(6): 746– 752.
- [20] Sanner R M, Vance E E. Adaptive control of free– floating space robots using “ Neural” networks [A]. In: Proceedings of the American Control Conference [ C]. Seattle, Washington: IEEE Press, 1995: 2790– 2794.
- [21] Ortega R, Spong M W. Adaptive motion control of rigid robots: A tutorial[ J]. Automatica , 1989, **25** (6): 877– 888.
- [22] Desoer C, Vidyasagar M. Feedback Systems : Input – Output Properties [M]. New York Academic, 1975.

## Adaptive Neural Network Control for Coordinated Motion of Dual– Arm Space Robot System With Uncertain Parameters

GUO Yi– shen, CHEN Li

( College of Mechanical Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350002, P. R. China )

**Abstract:** The control problem of coordinated motion between the base’ s attitude and the arms’ joints of a free– floating dual– arm space robot with uncertain parameters was discussed. Combining the relationship of the system linear momentum conservation and the Lagrangian approach, the dynamic equation of a free– floating dual– arm space robot was established. Based on the above results, the free– floating dual– arm space robot system was modeled by the RBF neural network technique, the GL matrix and its product operator. With all uncertain inertial parameters of system, the adaptive RBF neural network control scheme was developed for coordinated motion between the base’ s attitude and the arms’ joints of the free– floating dual– arm space robot. This proposed control scheme need neither linearly parameterize the dynamic equation of system and foreknow any actual inertial parameters accurately, nor train the neural network offline so that it could be prone to real– time and online application. A planar free– floating dual– arm space robot is simulated to verify the feasibility of the proposed control scheme.

**Key words:** free– floating dual– arm space robot; RBF neural network; GL matrix and its product operator; coordinated motion; adaptive control